

**PERBANDINGAN RENTANG FREKUENSI
PENGUKURAN SIFAT BIOLISTRIK SECARA
LONGITUDINAL UNTUK PENDUGAAN NILAI POL DAN BRIK
TEBU (*Saccharum officinarum*) BERBASIS DIELEKTRIK
DAN JARINGAN SARAF TIRUAN**

SKRIPSI

Oleh :

WIDHI SULISTYANING RATRI

135100307111025



**JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2017**

LEMBAR PERSETUJUAN

Judul TA : Perbandingan Rentang Frekuensi

Pengukuran Sifat Biolistrik Secara *Longitudinal* Untuk Pendugaan Nilai Pol Dan Brix Tebu (*Saccharum officinarum*) Berbasis Dielektrik Dan Jaringan Saraf Tiruan

Nama Mahasiswa : Widhi Sulistyaning Ratri

NIM : 135100307111025

Jurusan : Teknologi Industri Pertanian

Fakultas : Teknologi Pertanian

Pembimbing I,

Pembimbing II,

Dr. Sucipto, STP. MP

Danang Triagus S. ST. MT

NIP 19730602 199903 1 001

NIK 201309 830805 1 001

Tanggal Persetujuan:.....

Tanggal

Persetujuan:.....

LEMBAR PENGESAHAN

Judul TA

: Perbandingan Rentang Frekuensi
Pengukuran Sifat Biolistrik Secara
Longitudinal Untuk Pendugaan Nilai Pol
Dan Brix Tebu (*Saccharum officinarum*)
Berdasarkan Dielektrik Dan Jaringan Saraf
Tiruan

Nama Mahasiswa

: Widhi Sulistyaning Ratri

NIM

: 135100307111025

Jurusan

: Teknologi Industri Pertanian

Fakultas

: Teknologi Pertanian

Dosen Penguji I,

Ir. Usman Effendi, Ms
NIP. 19610727 198701 1 001

Penguji II,

Penguji III,

Dr. Sucipto, STP. MP

NIP 19730602 199903 1 001

Danang Triagus S, ST. MT

NIK 201309 830805 1 001

Ketua Jurusan

Dr. Sucipto, STP. MP

NIP 19730602 199903 1 001

Tanggal Lulus Tugas Akhir :

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
LEMBAR PERUNTUKKAN	v
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	vi
RINGKASAN	vii
SUMMARY	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR LAMPIRAN	vii
BAB I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	4
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Tebu	5
2.2 Rendemen Tebu	6
2.3 Biolistrik	7
2.4 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	11
2.5 <i>Preprocessing Data</i>	15
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	17
3.2 Alat dan Bahan	17
3.3 Batasan Masalah	17
3.4 Prosedur Penelitian	18
BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	27
4.1 Analisa Hubungan Varietas Tebu Terhadap Pol dan Brix	27
4.2 Penentuan Rentang Frekuensi Pengukuran Sifat Biolistrik	28
4.3 Analisa Hubungan Frekuensi Terhadap Sifat Biolistrik	29

4.4 Pemodelan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) dalam Pendugaan Pol dan Brix	36
4.5 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST)	37
4.6 Analisa Perbandingan <i>Preprocessing Data</i>	42
4.7 Analisa Rendemen Pendugaan Sementara	44
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	48
DAFTAR PUSTAKA	49
LAMPIRAN	55



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Skema Metode Dielektrik	8
Gambar 2.2 Pandangan Molekuler Dielektrik	9
Gambar 2.3 Ilustrasi Impedansi Kompleks.....	11
Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi.....	12
Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan Lapisan Tunggal.....	13
Gambar 2.6 Arsitektur Jaringan Lapisan <i>Multilayer</i>	14
Gambar 2.7 Arsitektur Jaringan Kompetitif	14
Gambar 2.8 Algoritma <i>Backpropagation</i>	15
Gambar 3.1 Diagram Alir Persiapan Sampel dan Pengukuran Sifat Biolistrik	19
Gambar 3.2 Penampang Potongan Tebu	20
Gambar 3.3 Rangkaian Alat Pengukuran Sifat Biolistrik.....	20
Gambar 3.4 Diagram Alir Pngukuran Brix Tebu.....	21
Gambar 3.5 Diagram Alir Pengukuran Pol Tebu.....	22
Gambar 3.6 Prosedur Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan Prediksi Nilai Pol dan Brix Tebu.....	25
Gambar 4.1 Hasil Uji Nilai Pol dan Brix Tebu	27
Gambar 4.2 Respon Bahan Dielektrik Terhadap Frekuensi	28
Gambar 4.3 Hubungan Frekuensi Terhadap Kapasitansi	30
Gambar 4.4 Hubungan Frekuensi Terhadap Resistansi.....	32
Gambar 4.5 Hubungan Frekuensi Terhadap Impedansi.....	34
Gambar 4.6 Hubungan Frekuensi Terhadap Konduktansi	36
Gambar 4.7 Hubungan Jumlah Iterasi Dengan <i>Mean Square Error (MSE)</i>	41
Gambar 4.8 Plot Regresi Simulasi	42
Gambar 4.9 Arsitektur JST Algoritma <i>Backpropagation</i> Terpilih	40



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Proporsi <i>Dataset Training Testing</i>	37
Tabel 4.2 Analisis Sensitivitas JST (Jaringan Syaraf Tiruan)	38
Tabel 4.3 Analisa <i>Preprocessing Data</i>	43
Tabel 4.4 Selisih Prediksi Rendemen Sementara (RS).....	45



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 <i>Trial Error</i> Topologi Minmax	55
Lampiran 2 <i>Trial Error</i> Topologi Std	60
Lampiran 3 <i>Input Data</i>	65
Lampiran 4 Topologi Terbaik	67
Lampiran 5 <i>Source Code</i> Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Normalisasi Metode Minimum Maksimum (Minmax)	69
Lampiran 6 <i>Source Code</i> Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Normalisasi Metode Standar Deviasi (Std)	71
Lampiran 7 Data Pol dan Brix Aktual	73
Lampiran 8 Dokumentasi Pengukuran Pol dan Brix	75
Lampiran 9 Dokumentasi Pengukuran Sifat Biolistrik	77





I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Konsumsi gula di Indonesia berdasar data Direktorat Jendral Perkebunan pada tahun 2014 mencapai 5,700 juta ton. Peningkatan jumlah penduduk Indonesia serta industri makanan dan minuman diiringi dengan meningkatnya kebutuhan gula. Keadaan tersebut belum diimbangi produksi gula setiap tahun. Bagi para pelaku industri, rendemen merupakan indikator keberhasilan produksi. Rendemen merupakan salah satu faktor penting dalam penentuan kuantitas gula yang dihasilkan (Manalu, 2006). Selain itu pengukuran rendemen tebu secara tepat dan transparan menjadi penting bagi para petani, hal ini dikarenakan rendemen menjadi acuan bagi hasil petani tebu dengan perusahaan gula.

Penetapan rendemen tebu dilakukan berdasarkan perhitungan Rendemen Sementara (RS). Nilai RS diperoleh melalui perhitungan dengan mengaliankan Faktor Rendemen (FR) dan Nilai Nira Perahan Pertama (NNPP). NNPP didapat berdasarkan nilai pol dan brix (Manalu, 2006). Brix adalah jumlah zat kering (gula dan non gula) yang larut (dalam gram) setiap 100 g larutan (Dewi dkk, 2014). Pol adalah jumlah (gram) gula yang terlarut dalam 100 gram larutan gula (Isma'il, 2012). Nilai pol dan brix tebu sangat mempengaruhi rendemen tebu yang didapat, oleh karena itu pengukuran pol dan brix tebu harus dilakukan dengan tepat.

Pengukuran pol dan brix tebu di pabrik gula selama ini masih dilakukan secara konvensional. Nilai brix tebu diperoleh melalui pengukuran menggunakan refraktometer atau *density meter* (OECD, 2016). Nilai pol diperoleh dengan mengambil sejumlah perahan pertama nira tebu kemudian dijernihkan dengan menambah zat kimia tertentu dan menapisnya. Nira jernih diukur menggunakan alat yang disebut dengan polarimeter (Trisnobudi, 2001). Pengukuran secara konvensional memerlukan waktu yang cukup lama karena memerlukan perlakuan penggilingan tebu sehingga dapat dikatakan kurang efektif. Solusi yang dapat dilakukan untuk mengatasi hal tersebut adalah dengan merancang sebuah alat

yang praktis, cepat dan pengukurannya menghasilkan pendugaan nilai pol dan brix tebu berbasis non-destruktif. Salah satu metode pengukuran non-destruktif yang relatif murah untuk menentukan kuantitas dan kualitas bahan pangan yaitu metode dielektrik (Juansah dan Irmansyah, 2007). Metode dielektrik merupakan salah satu cara pengukuran menggunakan pendekatan biofisik. Pengukuran dielektrik dilakukan dengan meletakkan objek (bahan dielektrik) yang diukur diantara dua plat kapasitor sehingga dapat diketahui sifat biolistrik bahan. Pengukuran dielektrik suatu bahan akan menghasilkan nilai dari sifat biolistrik bahan tersebut. Menurut Hidayat (2013) biolistrik merupakan karakteristik kelistrikan dari sel atau jaringan yang dihasilkan oleh berbagai peristiwa pada makhluk hidup yang dipengaruhi oleh senyawa metabolisme pada makhluk hidup dan pertukaran ion yang terjadi. Sifat biolistrik dapat dipengaruhi oleh jumlah kadar air, frekuensi, suhu dan komposisi bahanya.

Penelitian Almer (2015) tentang pengaruh variasi dimensi sampel, frekuensi dan suhu terhadap sifat biolistrik tebu diperoleh hasil sifat biolistrik yang berkorelasi signifikan terhadap nilai rendemen adalah kapasitansi. Sifat biolistrik tersebut disarankan sebagai parameter pada alat ukur cepat rendemen tebu dan pengolahan data disarankan menggunakan statistika modern, misalnya Jaringan Saraf Tiruan (JST). Menurut Utomo (2015), JST merupakan salah satu alat sistem pemodelan yang menghasilkan sebuah prediksi dan sistem inspeksi kualitas. Shinta (2016) mengukur sifat biolistrik tebu pada empat titik frekuensi dibawah 10.000 Hz dan mengolah data menggunakan JST untuk memprediksi nilai pol dan brix tebu. Hasil penelitian menunjukkan nilai prediksi pol dan brix dimasukkan ke dalam rumus matematis untuk menghitung rendemen sementara dan dibandingkan dengan nilai rendemen sementara hasil Pusat Penelitian Perkebunan Gula Indonesia (P3GI) didapat nilai MSE (*Mean Square Error*) sebesar 0,3209. Pendugaan secara langsung dengan menjadikan rendemen sementara sebagai *output* jaringan saraf tiruan menghasilkan nilai MSE validasi sebesar 0,3065.

Besar kecilnya frekuensi pengukuran sifat biolistrik bahan pangan akan mempengaruhi nilai biolistrik. Kusumaningrum

(2015) menyatakan bahwa pengukuran dielektrik dengan frekuensi rendah pada bahan pangan yang memiliki kadar air rendah akan didapatkan data kurang valid. Berdasarkan penelitian sifat biolistrik tebu, perlu dilakukan penelitian lanjutan untuk mengetahui frekuensi pengukuran sifat biolistrik yang optimal. Penelitian dilakukan menggunakan alat LCR meter dengan rentang frekuensi pengukuran $50 \leq x \leq 200,000$ Hz. Sifat biolistrik yang diukur meliputi konduktansi (G), impedansi (Z), kapasitansi (C) dan resistansi (R). Disisi lain pengukuran pol, brix dan RS tebu dilakukan secara konvensional di pabrik gula. Data sifat biolistrik memerlukan *preprocessing* sebelum diolah menggunakan JST. Alternatif *preprocessing data* menggunakan normalisasi metode *minmax*, dan *std*. *Preprocessing* data dilakukan dengan memanfaatkan *toolbar* pada aplikasi matlab. Diharapkan dengan melakukan pengukuran difrekuensi $50 \leq x \leq 200,000$ Hz dan perlakuan *preprocessing* yang sesuai pola data diperoleh hasil prediksi JST yang optimal.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini antara lain yaitu:

1. Bagaimana pengaruh pengukuran sifat biolistrik (konduktansi, impedansi, kapasitansi dan resistansi) pada rentang frekuensi rendah, tengah dan tinggi?
2. Bagaimana membangun model topologi jaringan syaraf tiruan sebagai pendugaan pol dan brix untuk rendemen tebu?
3. Apakah melakukan *preprocessing data* mempengaruhi hasil prediksi pol dan brix tebu?

1.3 Tujuan

Tujuan penelitian ini antara lain yaitu :

1. Mengetahui pengaruh rentang frekuensi (rendah, tengah, dan tinggi) pengukuran sifat biolistrik (konduktansi, impedansi, kapasitansi dan resistansi) terhadap nilai biolistrik
2. Mendapatkan topologi jaringan syaraf tiruan terbaik dari prediksi pol dan brix tebu untuk rendemen tebu

3. Mengetahui pengaruh *preprocessing data* terhadap prediksi pol dan brix untuk rendemen tebu.

1.4 Manfaat

Sebagai salah satu referensi bagi petani tebu maupun pabrik gula untuk perancangan alat prediksi kualitas tebu yang mudah, cepat, dan akurat.



BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tebu

Tebu merupakan tanaman rumput-rumputan yang tumbuh di daerah tropis, termasuk dalam kelas tanaman *Monocotyledone*, ordo *Glumiflorae*, keluarga *Graminae*, dengan nama ilmiah *Saccharum officinarum* L. (Rokhman *et al.*, 2014). Terdapat 5 spesies tebu yaitu *Saccharum barberi*, *Saccharum sinensis*, *Saccharum spontaneum*, *Saccharum robustum* dan *Saccharum officinarum* (Yadav, 2012). Tebu spesies *Saccharum officinarum* merupakan tebu yang memiliki kandungan sukrosa paling tinggi. Kandungan sukrosa tanaman tebu sebesar 8-15% dari berat batang tebu. Batang tebu mengandung serat dan kulit batang sebesar 12,5% dan nira sebesar 82,5%, yang terdiri dari gula, mineral, dan bahan-bahan non gula lainnya (Effendiet *al.*, 1994 dalam Filianty, 2007). Komposisi nira terdiri dari sekitar 75-80% air dan sekitar 20-25% bahan kering, sehingga dapat digunakan sebagai bahan baku membuat gula (P3GI, 2008 dalam Meidalima, 2014).

Gula adalah suatu karbohidrat sederhana yang dapat diperoleh dari pengolahan nira. Sumber utama yang dapat digunakan untuk memproduksi gula yaitu nira palma (kelapa dan aren), nira tebu dan bit (Halim dalam Santoso, 2011). Pada daerah tropis tebu menjadi tanaman penghasil gula terbesar disamping kelapa dan aren. Menurut Tiaminyu (2013) tebu berkontribusi sebesar 60% dari total permintaan gula di dunia dan 40% berasal dari gula bit. Data statistik pertanian Indonesia 2010 mencatat Jawa Timur sebagai penghasil gula terbesar dengan luas area tanam tebu mencapai 194.261 hektar (Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, 2011). Perkebunan tebu di Indonesia menempati luas areal \pm 321 ribu hektar yang 64,74% diantaranya terdapat di Pulau Jawa. Berdasarkan total luas lahan perkebunan tebu yang ada di Indonesia, 50% diantaranya adalah perkebunan rakyat, 30% perkebunan swasta, dan 20% perkebunan negara (Misran, 2005).

2.2 Rendemen Gula Tebu

Rendemen adalah perbandingan kuantitas hasil dengan bahan baku yang digunakan. Berdasarkan definisinya rendemen diperoleh melalui perbandingan jumlah kuantitas hasil dengan jumlah bahan baku, akan tetapi rendemen tebu ditetapkan menggunakan perhitungan rendemen sementara (RS). Rendemen tebu adalah kadar kandungan gula dalam batang tebu yang dinyatakan dengan satuan persen (%). Sebagai contoh nilai rendemen 10%, berarti dihasilkan 10 kg gula dari 100 kg tebu (Supriyadi, 1992 dalam Manalu, 2006). Berikut merupakan rumus perhitungan RS menurut Lembaga Riset Perkebunan Indonesia (2008).

$$RS = FR \times NNPP$$

$$FR = KNT \times HPB \text{ total} \times PSHK \times WR \dots \dots \dots (2.1)$$

Keterangan:

- RS adalah rendemen sementara yang nilainya mendasari besar rendemen tebu
- FR adalah faktor rendemen yang besarnya dipengaruhi kadar nira dalam tebu dan efisiensi teknis pabrik
- KNT adalah kadar nira dalam tebu
- HPB total adalah efisiensi pemerahan gula oleh pabrik
- PSHK adalah tingkat kehilangan/kerusakan gula pada gilingan
- WR adalah tingkat efisiensi stasiun pengolahan dalam menghasilkan gula dari nira yang ada
- NNPP adalah nilai nira perahan pertama, yaitu ukuran kualitas nira yang diambil dari gilingan pertama, dihitung berdasarkan rumus: $NNPP = Pol - 0,4 (Brix - Pol)$

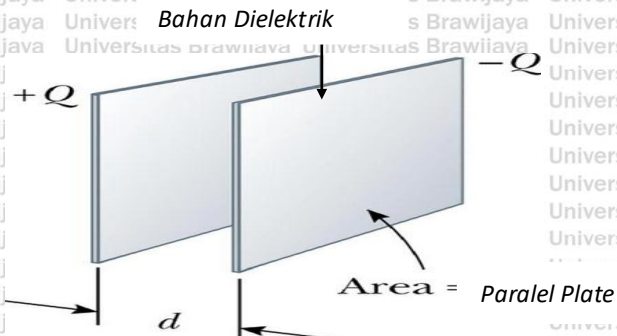
Nilai Nira Perahan Pertama (NNPP) adalah ukuran kualitas nira yang diambil dari gilingan pertama dan dihitung berdasarkan perhitungan pol dan brix. Pol (%) adalah konsentrasi larutan sukrosa dalam 100 gram larutan. Brix dinyatakan dalam satuan persen (%) yang menunjukkan persen berat zat padat terlarut dalam larutan. Apabila larutannya adalah

sukrosa murni, maka brix sama dengan persen sukrosa. Akan tetapi bila tidak murni, maka brix merupakan nilai sukrosa dan zat padat terlarut lainnya (Lembaga Riset Perkebunan Indonesia, 2004 dalam Fitriyana, 2014).

2.3 Biolistrik

Biolistrik adalah energi yang dimiliki oleh setiap makhluk, bersumber dari ATP (Adenosine Tri Posphate). Biolistrik merupakan fenomena sel, dimana sel-sel mampu menghasilkan potensial listrik yang merupakan lapisan tipis bermuatan positif pada permukaan luar dan lapisan tipis muatan negatif pada permukaan dalam bidang batas/membran (Rosita, 2014). Besarnya sifat biolistrik setiap bahan dipengaruhi oleh keadaan internal bahan tersebut diantaranya yaitu momen dipol listrik, komposisi kimiawi, kadar air, tingkat keasaman dan sifat internal lainnya (Hermawan, 2006). Sifat biolistrik merupakan hasil dari daya hantar arus yang sangat kecil atau bahkan hampir tidak ada. Besar kecilnya nilai biolistrik bergantung pada besar frekuensi pengukuran. Menurut Rajib *et al* (2014), pengukuran pada frekuensi tinggi menghasilkan nilai kapasitansi dan konstanta dielektrik rendah karena dipol-dipol tidak dapat mempertahankan penyerahannya pada arus bolak-balik. Menurut Kusumaningrum (2015), pengukuran bahan pangan kadar air kecil pada frekuensi rendah diperoleh data kurang valid. Besarnya frekuensi pengukuran harus sesuai dengan karakteristik bahan.

Sifat biolistrik suatu bahan dapat diukur menggunakan metode dielektrik. Menurut Juansah dan Irmansyah (2007), pengukuran sifat biolistrik menggunakan metode dielektrik dilakukan dengan meletakkan objek (bahan dielektrik) yang diukur diantara dua plat kapasitor (*parallel plate*) sehingga dapat diketahui sifat biolistrik bahan. Skema metode dielektrik dapat dilihat pada **Gambar 2.1**.



Gambar 2.1 Skema metode dielektrik (Juansah dan Irmansyah, 2007)

Sifat biolistrik suatu medium pada dielektrik *properties* ditentukan oleh harga konstanta dielektrik atau permitivitas dielektrik. Permitivitas dielektrik suatu medium menunjukkan ukuran kemampuan suatu medium atau suatu bahan untuk meredam intensitas medan listrik yang melalui medium itu. Besaran permitivitas dielektrik dinyatakan pada persamaan (Effendiet al, 2007):

$$\epsilon = \epsilon_0 \epsilon_r \dots \dots \dots (2.2)$$

Keterangan:

ϵ = permitivitas dielektrik atau konstanta dielektrik

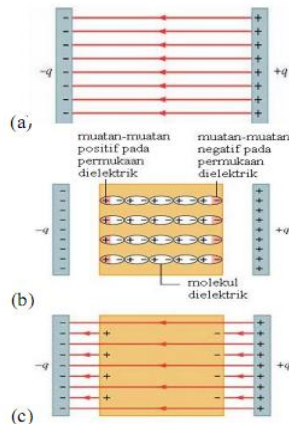
ϵ_0 = permitivitas dielektrik ruang vakum atau udara bebas

$= 8,854 \times 10^{-12}$ F/m

ϵ_r = permitivitas relatif suatu medium

Kapasitor merupakan penghantar listrik yang mengangkut muatan-muatan yang sama besar dan berlawanan tanda yaitu +q dan -q. Pada **Gambar 2.2** dapat dilihat bahwa jika kapasitor diberi tegangan listrik maka muatan positif akan terkumpul pada salah satu penghantar dan muatan negatif berada pada penghantar lainnya. Muatan positif tidak dapat mengalir menuju plat bermuatan negatif dan sebaliknya, hal ini dikarenakan

muatan terpisahkan oleh dielektrik yang non-konduktif. Muatan tersebut tetap berada pada tempatnya selama tidak ada konduksi pada ujung-ujung kakinya (Sulastrri, 2006).



Gambar 2.2 Pandangan Molekuler Dielektrik (Sulastrri, 2006).

Kapasitansi (C) adalah besaran yang menyatakan kemampuan bahan untuk menampung muatan listrik. Sebuah rangkaian dielektrik akan menghasilkan muatan elektron pada kedua lapisan penghantar dengan simbol $Q+$ dan $Q-$ (Johns, 2014). Besarnya nilai kapasitansi (C) rangkaian dielektrik sebanding dengan besar permitivitas bahan absolut (ϵ_0) dan relatif (ϵ_r). Nilai kapasitansi pada kapasitor plat sejajar dipengaruhi oleh faktor dimensi luas permukaan elektroda (A) dan jarak antar plat (d), yang dibentuk dalam persamaan matematis sebagai berikut Albana (2016) :

$$C = \epsilon_0 \epsilon_r \frac{A}{d} \dots \dots \dots (2.3)$$

Tahanan listrik atau resistansi didefinisikan sebagai rasio dari beda potensial antara dua permukaan ekuipotensial dari sebuah bahan konduktor, terhadap arus total yang menembus salah satu dari permukaan ekuipotensial tersebut. Resistansi

hanyalah fungsi dari susunan geometris permukaan-permukaan kapasitor, dan konduktivitas bahan konduktor terkait (Hayt, 2006). Satuan SI dari hambatan adalah ohm, yang sama dengan satu volt per ampere ($1 \Omega = 1 \text{ V/A}$). Sebuah komponen rangkaian yang dibuat mempunyai nilai hambatan spesifik diantara ujung-ujungnya disebut resistor. Secara makroskopik menurut Giancoli (2001) nilai hambatan bahan dipengaruhi oleh geometri bahan antara lain yaitu luas penampang kapasitor (A), besar induktansi (L) dan resistivitas bahan (ρ) dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$R = \rho \left(\frac{L}{A} \right) \dots \dots \dots (2.4)$$

Konduktansi adalah rasio perbandingan arus total yang menembus salah satu permukaan terhadap beda potensial antara dua permukaan dari sebuah bahan konduktor. Konduktansi (*Conductance*) menunjukkan kemampuan bahan mengalirkan muatan listrik (Saleh, 2012). Satuan Internasional (SI) dari konduktansi adalah Siemens (S). Sebuah alat pengukur konduktivitas pada dasarnya mengukur besar konduktansi (Edminister, 2003). Menurut Giancoli (2001), konduktansi memiliki simbol G yang didefinisikan berbanding terbalik dengan hambatan listrik (R) atau dapat dinyatakan dalam rumus berikut :

$$G = \frac{1}{R} \dots \dots \dots (2.5)$$

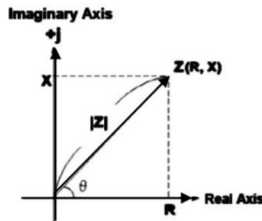
Keterangan :

G = Konduktansi (S)

R = Resistansi (Ω)

Impedansi menunjukkan ukuran hambatan rangkaian suatu aliran listrik karena setiap bahan memiliki tingkat hambatan listrik yang dapat menyebabkan beberapa energi akan hilang (Robby, 2012). Secara umum impedansi (Z) didefinisikan sebagai total hambatan pada suatu rangkaian elektronik ketika diberikan arus bolak balik (AC). Nilai impedansi ini dinyatakan

dalam bentuk bilangan kompleks, dapat digrafikkan seperti **Gambar 2.3** (Samallman dan Bishop, 2000).



Gambar 2.3 Ilustrasi Impedansi Kompleks (Samallman dan Bishop, 2000)

Nilai impedansi dipengaruhi oleh besarnya resistansi (R) serta reaktansi (X) dari kapasitor (C) dan induktor (L). Menurut Giancoli (2001), besarnya nilai impedansi ditentukan oleh nilai resistansi (R), reaktansi induktif (X_L) dan reaktansi kapasitif (X_C) dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$Z = \sqrt{R^2 + (X_L - X_C)^2} \quad (2.6)$$

Keterangan :

- Z = impedansi (Ω)
- R = hambatan (Ω)
- X_L = reaktansi induktif (Ω)
- X_C = reaktansi kapasitif (Ω)

2.4 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sebuah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi dari sistem syaraf secara biologis, seperti proses informasi otak manusia. Sistem pengolahan informasi terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berhubungan (neuron) dan berkerja serentak untuk menyelesaikan masalah tertentu (Prasetyo, 2012). JST dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi aproksimasi non-linier, klasifikasi data, *cluster* dan regresi non parametrik atau sebagai sebuah

simulasi syaraf biologi (Kristanto dalam Sayekti, 2012). Menurut Sayekti dkk (2012) terdapat tiga hal yang menentukan JST yaitu pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan), metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training/learning/algoritma) dan fungsi aktivasi.

Fungsi aktivasi dalam JST digunakan untuk menentukan keluaran suatu *neuron* berdasarkan proses yang dilakukan terhadap *input* yang dimasukkan. Menurut Lessenusa *et al* (2015), terdapat 3 jenis fungsi aktifasi **Gambar 2.4** yang dapat digunakan pada matlab yaitu :

a. *Tansig*

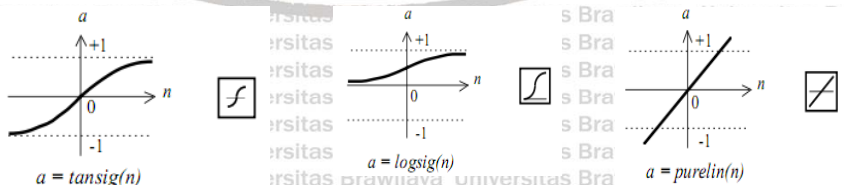
Fungsi aktivasi *tansig* pada matlab memiliki nama sigmoid bipolar. Fungsi *tansig* memiliki interval nilai (-1, 1). Fungsi ini sangat berkaitan dengan fungsi *hyperbolic tangent* sering digunakan sebagai fungsi aktivasi ketika nilai *output* yang diinginkan berkisar antara -1 sampai 1.

b. *Logsig*

Fungsi aktivasi *logsig* pada matlab memiliki nama sigmoid biner. Fungsi *logsig* serupa dengan sigmoid bipolar namun intervalnya (0,1). Fungsi ini biasanya digunakan pada *input layer* dan *hidden layer*.

c. *Purelin*

Fungsi aktivasi *purelin* memiliki nilai *output* yang sama dengan nilai *inputnya*. Adakalanya *purelin* digunakan untuk algoritma *backpropagation*. Umumnya fungsi ini digunakan pada *output layer*.

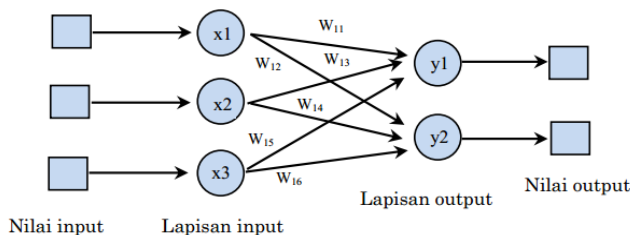


Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi (Lessenusa *et al.*, 2015)

JST memiliki arsitektur jaringan yang berfungsi menentukan keberhasilan target karena tidak semua permasalahan dapat diselesaikan dengan arsitektur yang sama (Siang, 2005). Terdapat beberapa arsitektur JST dalam berbagai aplikasi. Menurut Hermawan (2006) dalam Lessenusa et al. (2015) terdapat tiga arsitektur jaringan JST yaitu :

a. Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer Network*)

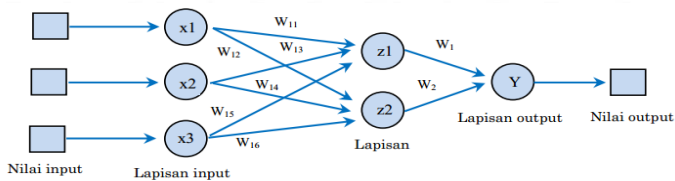
Single Layer Network terdiri dari 1 lapisan *input* dan 1 lapisan *output*. Setiap *neuron* yang terdapat di dalam lapisan *input* selalu terhubung dengan setiap *neuron* yang terdapat pada lapisan *output*. Jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Arsitektur jaringan lapis tunggal dapat dilihat pada **Gambar 2.5**.



Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan Lapisan Tunggal (Lessenusa et al., 2015)

b. Jaringan Banyak Lapisan (*Multilayer Net*)

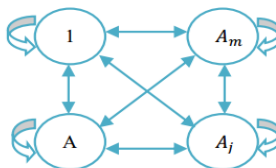
Jaringan dengan lapisan jamak memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis lapisan yakni lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan jaringan dengan lapisan tunggal. Namun, proses pelatihan sering membutuhkan waktu yang cenderung lama.



Gambar 2.6 Arsitektur Jaringan *Multilayer* (Lessenusa et al., 2015)

c. Jaringan Lapisan Kompetitif (*Competitive Layer*)

Hubungan antar *neuron* dalam *competitive layer* tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur. Jaringan ini memiliki bobot yang telah ditentukan dan tidak memiliki proses pelatihan. Jaringan ini digunakan untuk mengetahui *neuron* pemenang dari sejumlah *neuron* yang ada.

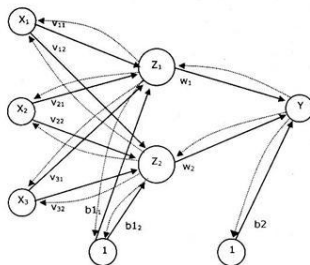


Gambar 2.7 Arsitektur Jaringan Lapisan Kompetitif (Lessenusa et al., 2015)

2.4 JST Algoritma *Backpropagation*

Backpropagation merupakan algoritma JST yang dikembangkan oleh Rumelhart pada tahun 1986. *Backpropagation* adalah pelatihan jenis terkontrol (*supervised*) dimana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai kesalahan yang minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata (Suhandi, 2009 dalam Andrijasa, 2010). JST *backpropagation* adalah JST dengan topologi *multilayer*. Setiap pola-pola informasi *input* dan *output* yang diberikan kedalam JST diproses pada *neuron*. *Neuron-neuron* terkumpul di dalam lapisan-lapisan yang disebut *neuronlayers*. Menurut Budiharto (2014) dalam *backpropagation* fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu:

kontinyu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Seperti halnya model JST yang lain, *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Sayekti, 2012). Algoritma *backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Algoritma *backpropagation* (Lessenusa et al., 2015)

2.5 Preprocessing Data

Preprocessing data bertujuan untuk mendapatkan *output* data yang optimal. Menurut Junaedi (2011), *preprocessing data* perlu dilakukan karena kualitas *input* akan menentukan kualitas *output*. Terdapat beberapa tahap *preprocessing data* antara lain yaitu *data cleaning* dan transformasi data. *Data cleaning* merupakan tahapan persiapan data yang bertujuan untuk menghilangkan *noise* atau menghilangkan data yang tidak konsisten. Transformasi data merupakan proses mentransformasikan data dalam bentuk tertentu yang sesuai data *mining*. Salah satu *preprocessing data* dalam Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah normalisasi. Menurut Febrina, et al (2013), normalisasi bertujuan untuk menghindari kegagalan jaringan saat melakukan pembelajaran. Melalui normalisasi data akan diperoleh kestabilan sebaran data. Menurut Siang (2005), normalisasi berfungsi menyesuaikan data dengan range fungsi

aktivasi yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan. Pada Matlab 2015, syntax yang dapat digunakan untuk menormalisasi data yaitu: prenmnx dan prestd.





III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Teknologi Agrokimia Jurusan Teknologi Industri Pertanian Universitas Brawijaya, *Quality Control* PG Krebet Malang, dan Laboratorium Komputasi dan Analisis Sistem, pada bulan November - Mei 2017.

3.2 Alat dan Bahan

3.2.1 Alat

- a. LCR meter
- b. Satu set *parallel plate*
- c. Penggaris
- d. Gergaji Besi
- e. *Thermometric cooler*
- f. Termometer digital
- g. Penjepit *parallel plate*

3.2.2 Bahan

Bahan penelitian ini adalah tebu dengan 2 varietas yaitu varietas BL (varietas lokal dari Bululawang) dan varietas PSJK (Pasuruan Jengkol) 992.

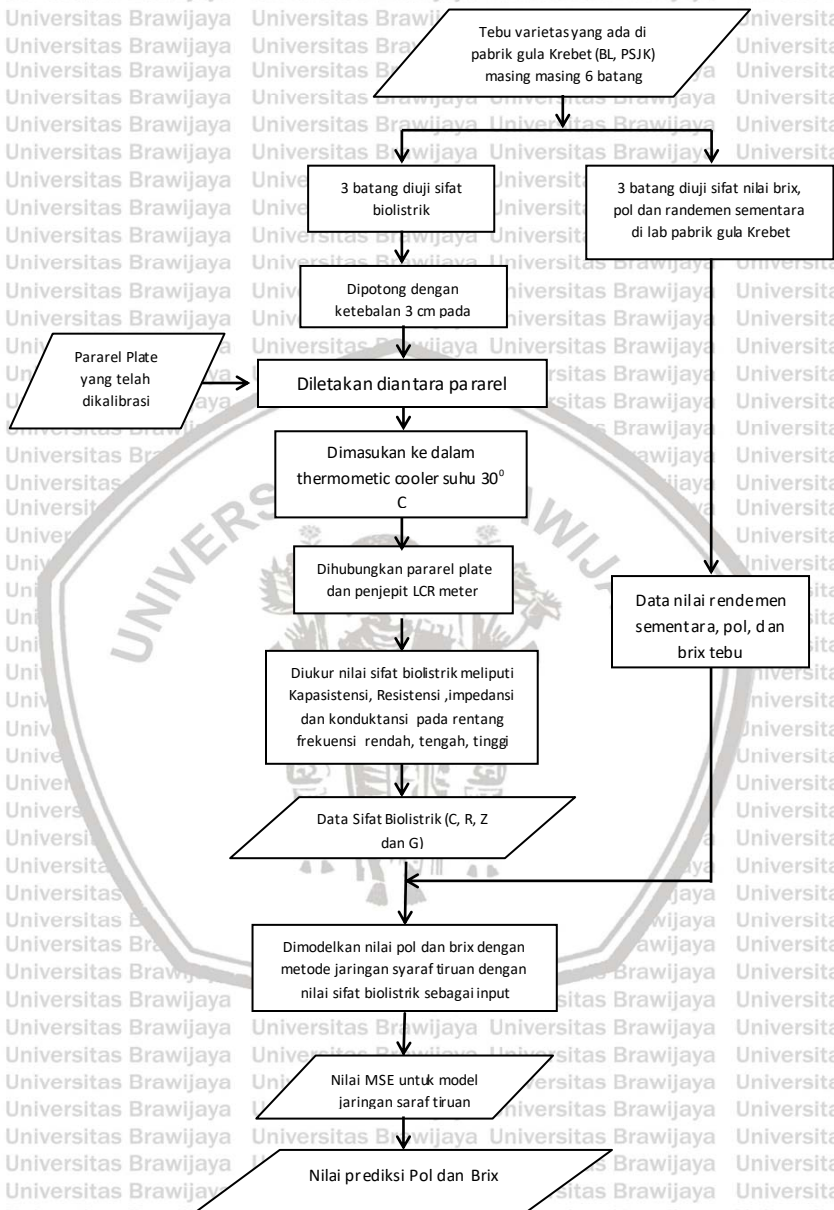
3.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Tebal tebu yang digunakan dalam penelitian adalah 3 cm
2. Tebu yang digunakan dalam penelitian pada bagian tengah diantara ruas
3. Pengujian sifat biolistrik tebu meliputi kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z) dan konduktansi (G)
4. Pengukuran sifat biolistrik tebu dilakukan pada 3 rentang frekuensi yaitu rendah (50-1000 Hz), tengah (1100-10000 Hz) dan tinggi (11000-200000 Hz).

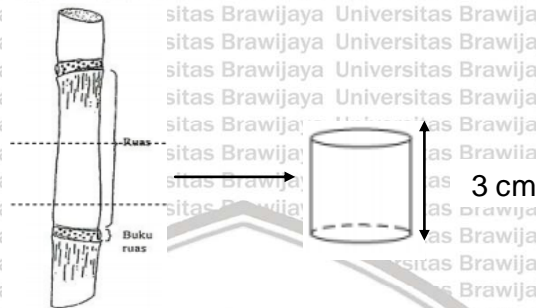
3.4 Prosedur Penelitian

Tahap persiapan bertujuan untuk menyiapkan sampel agar sesuai prosedur penelitian baik dari segi varietas, maupun tata cara pengambilan sampel. Setelah sesuai ketentuan penelitian, selanjutnya sampel diukur sifat biolistrik. Prosedur persiapan sampel dan pengukuran sifat biolistrik dapat dilihat pada **Gambar 3.1**. Tahapan penelitian yang dilakukan diawali dengan memotong tebu dengan tebal 3 cm di antara ruas batang pada bagian tengah. Tahap kedua, sampel diletakkan diantara paralel *plate*. Tahap ketiga, paralel *plate* dihubungkan ke LCR Meter yang telah terhubung dengan komputer. Tahap keempat, dilakukan pengukuran nilai kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z) dan konduktansi (G) pada rentang frekuensi rendah, sedang, tinggi (pengukuran sifat biolistrik untuk C, R, Z dan G dilakukan 1 kali tiap rentang frekuensi). Tahap kelima, nilai kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z) dan konduktansi (G) yang diperoleh disusun berdasarkan urutan sampel dan rentang frekuensi kemudian dimasukkan ke dalam file Microsoft Excel. Tahap keenam, dilakukan pemodelan pendugaan pol dan brix tebu dengan metode jaringan *syaraf tiruan* dengan nilai sifat biolistrik sebagai input. Tahap terakhir yaitu didapatkan nilai dugaan pol dan brix tebu pada rentang frekuensi dengan nilai MSE terbesar.



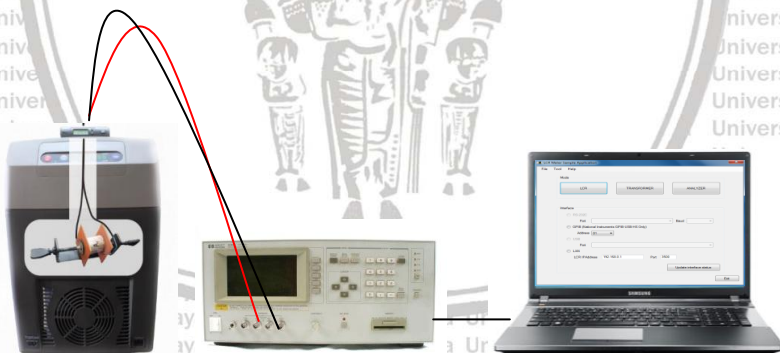
Gambar 3.1 Diagram Alir Persiapan Sampel dan Pengukuran Sifat Biolistrik

Penampang tebu yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 3.2**.



Gambar 3.2 Penampang Potongan Tebu

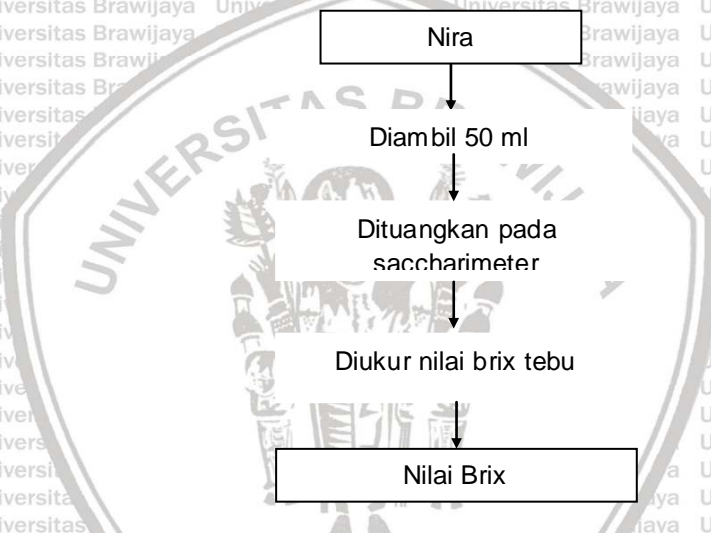
Rangkaian alat pengukur sifat biolistrik yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada **Gambar 3.3**.



Gambar 3.3 Rangkaian Alat Pengukuran Sifat Biolistrik
(Diadaptasi dari Hasan, 2015).

1.4.1 Tahap Pengukuran Brix Tebu

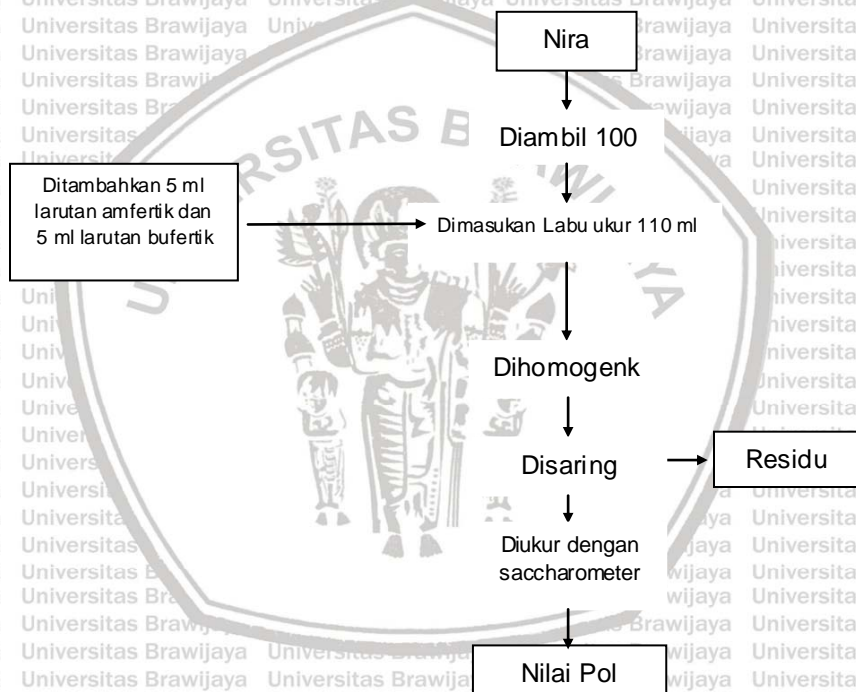
Proses pengukuran nilai brix tebu (**Gambar 3.4**) menggunakan alat yang disebut dengan saccharimeter. Tahap pengukuran brix tebu dilakukan dengan mengambil nira tebu sebanyak 50 ml. Nira yang diambil dituangkan kedalam saccharimeter untuk dilakukan pengukuran brix tebu. Setelah proses pengukuran menggunakan alat selesai akan muncul nilai brix tebu yang dianalisa pada monitor saccharimeter.



Gambar 3.4 Diagram Alir Pengukuran Brix Tebu

3.4.2 Tahap Pengukuran Pol Tebu

Proses pengukuran nilai pol tebu melalui beberapa tahapan (**Gambar 3.5**). Tahap pengukuran pol tebu diawali dengan mencampur 100 ml nira tebu dengan 5 ml larutan amfertiik dan 5 ml larutan bufertiik dalam labu ukur 110 ml. Campuran nira dengan amfertiik dan bufertiik yang telah homogen kemudian di tapis dan hasil tapisan tersebut diukur menggunakan saccharimeter untuk mengetahui nilai pol tebu.



Gambar 3.5 Diagram Alir Pengukuran Pol Tebu

3.4.3 Analisis Perbandingan Frekuensi Pengukuran Sifat Biolistrik Terhadap Peramalan Nilai Pol dan Brix

Analisis perbandingan digambarkan melalui dua buah grafik dengan sumbu x sebagai rentang frekuensi (rendah, sedang, tinggi) dan sumbu y menggambarkan sifat biolistrik

yang diukur meliputi kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z) dan induktansi (G). Pada proses pengambilan data, satu sampel data diukur sifat biolistrik pada rentang frekuensi rendah (50-1000 Hz), sedang (1100-10000 Hz), tinggi (11000-200000 Hz).

3.4.4 Persiapan Data

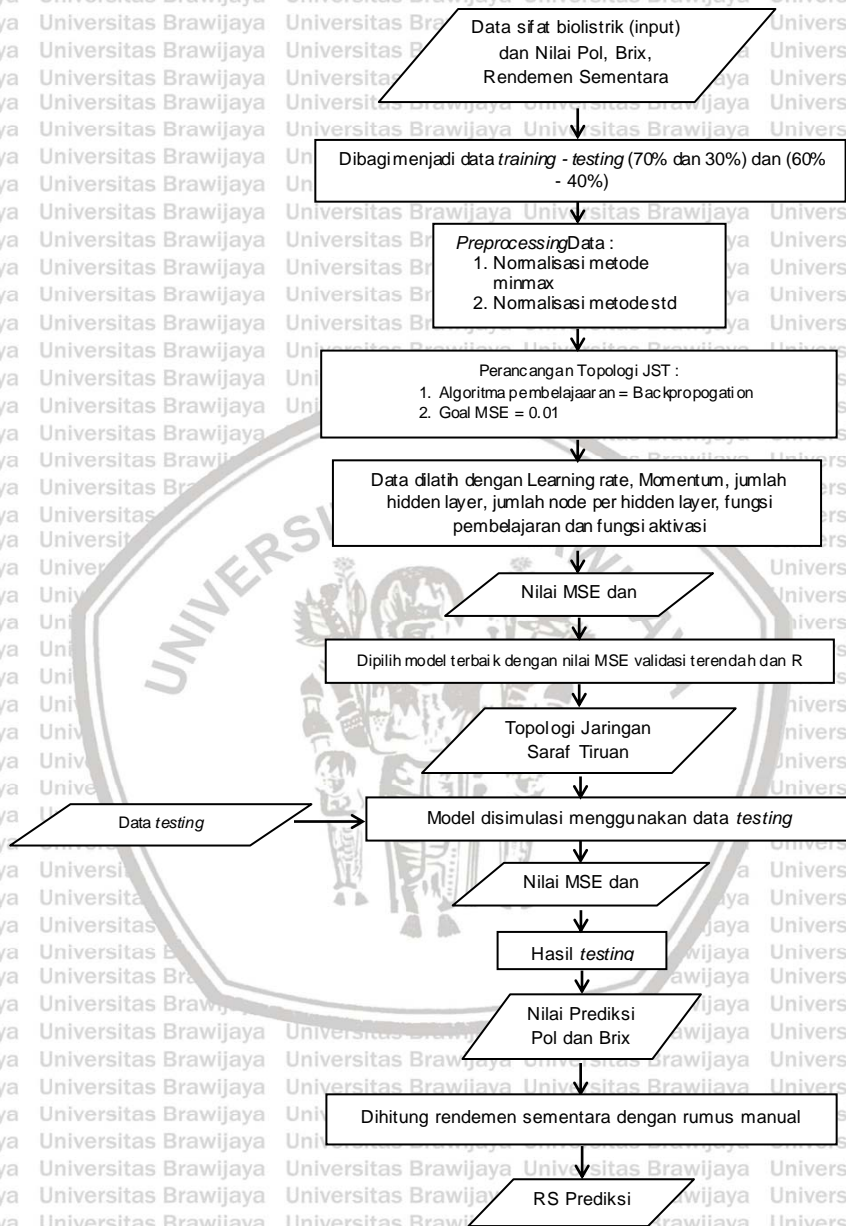
Persiapan data yang dilakukan melalui dua tahapan yaitu *preprocessing data* dan pemisahan *dataset*. *Preprocessing input data* menggunakan metode *cleaning*. Metode *cleaning* merupakan salah satu metode *preprocessing data* dengan tujuan menghilangkan *noise* (data pencilan). Pada penelitian ini proses *cleaning* berdasar data persentase pol dan brix tebu. Data pol dan brix yang dianggap *noise* akan dihilangkan. Berdasarkan tahap *cleaning* diperoleh *input data* sebanyak 30 sampel pol dan brix tebu. Data sifat biolistrik yang digunakan sebagai *input* peramalan yaitu kapasitansi (C), resistansi (R), Impedansi (Z) dan konduktansi (G). *Dataset input* peramalan penelitian ini sebanyak 10.800 frekuensi rendah (2.700 data C, 2.700 data R, 2.700 data Z, dan 2.700 data G), 43.200 frekuensi tengah (10.800 data C, 10.800 data R, 10.800 data Z, dan 10.800 data G) dan 99.200 frekuensi tinggi (24.800 data C, 24.800 data R, 24.800 data Z, dan 24.800 data G). Setelah data melalui tahap *preprocessing*, dilakukan pembagian *dataset*. Data yang diperoleh dipisah menjadi *dataset training* dan *dataset testing*. Pembagian jumlah proporsi data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah 60 % *dataset training* 40 % *dataset testing* dan 70 % *dataset training* 30 % *dataset testing*.

3.4.5 Tahap Perancangan Topologi Jaringan Saraf Tiruan

Perancangan topologi Jaringan Saraf Tiruan menggunakan *Software Matlab R2015a* dan diproses menggunakan komputer Intel(R) Core(TM) i762 bit CPU 2.10 Ghz. Metode yang digunakan dalam pendugaan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) algoritma *Backpropagation*. Perancangan pemodelan JST dilakukan dengan menentukan kombinasi jumlah *neuron input layer*, *neuron hidden layer* dan

neuron output layer. Penelitian ini menggunakan variasi *learning rate*, *momentum*, jumlah *node hidden layer*, serta jumlah *hidden layer* untuk perancangan arsitektur jaringan guna mendapat model terbaik dengan parameter MSE validasi terendah. Prosedur pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan prediksi nilai brix dan pol tebu dapat dilihat pada **Gambar 3.6**.





Gambar 3.6 Prosedur Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan
Prediksi Nilai Pol dan Brix Tebu (Diadaptasi dari Utomo, 2015)

a) Data Sampel Tebu

Input data sebanyak 153.200 terbagi ke dalam rentang frekuensi rendah, tengah dan tinggi terdiri dari nilai kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z), konduktansi (G) dan 60 data *output* terdiri dari nilai brix, pol tebu di *pre-processing* untuk menetapkan skala data agar berada pada rentang yang sama. Kemudian data *input* dan *output* dibagi menjadi data *training* dan data *testing* (80%-20% dan 60%-40%). Pemilihan persentase data dilakukan *trial error* untuk mengetahui persentase data terbaik dengan kriteria menghasilkan nilai regresi tertinggi. Selanjutnya, *trial error* topologi JST dipilih dengan kriteria MSE validasi terendah. Penelitian ini menggunakan salah satu teknik *preprocessing* data yaitu *data transformation*. Strategi *data transformation* yang digunakan adalah normalisasi. Normalisasi data dapat dilakukan dengan berbagai cara, diantaranya dengan mentransformasi ke dalam interval tertentu, standar deviasi dan korelasi. Pada penelitian ini data ditransformasikan dalam dua jenis karena bertujuan untuk mengetahui transformasi yang optimal sesuai dengan pola data. *Preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini adalah normalisasi dengan metode minimum maksimum dan standar deviasi.

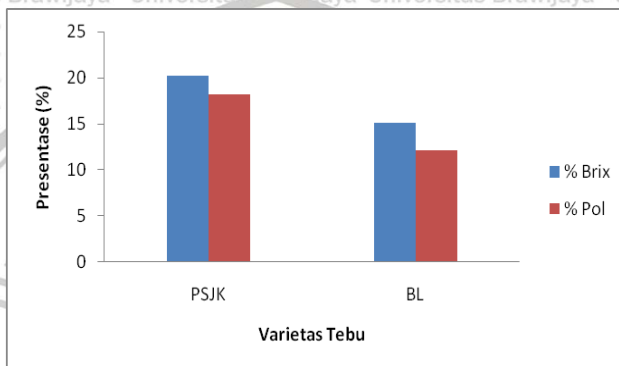
b) Pengembangan Topologi Jaringan Syaraf Tiruan

Penelitian ini menggunakan sistem pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma *backpropagation*. Meskipun tidak ada survei statistik yang dilakukan, diperkirakan algoritma *backpropagation* dan turunannya diaplikasikan pada industri dan komersial di atas 90% (Badieah dkk, 2016). Penelitian ini menggunakan analisis sensitivitas untuk membentuk topologi terbaik dengan mempertimbangkan komposisi *learning rate*, momentum, jumlah *node hidden layer*, serta jumlah *hidden layer*. Kombinasi komposisi arsitektur jaringan yang digunakan yaitu fungsi aktivasi *logsig purelin*, fungsi pembelajaran *trianlm*, *learning rate* 0.1, *momentum* 0.9 dan iterasi 5000 kemudian dilakukan *trial error* topologi pada *hidden layer* [1, 2] dengan kombinasi *node* [5, 10, 15, 20, 25].

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisa Hubungan Varietas Tebu Terhadap Pol Dan Brix

Varietas tebu yang digunakan pada penelitian ini yaitu tebu PSJK (Pasuruan Jengkol) dan BL (Bululawang), waktu pelaksanaan penelitian pada masa tengah lambat. Kesesuaian dalam pemilihan varietas tebu dengan waktu tebang menentukan potensi jumlah gula yang diperoleh. Hasil uji persentase pol dan brix tebu dapat dilihat pada **Gambar 4.1**.



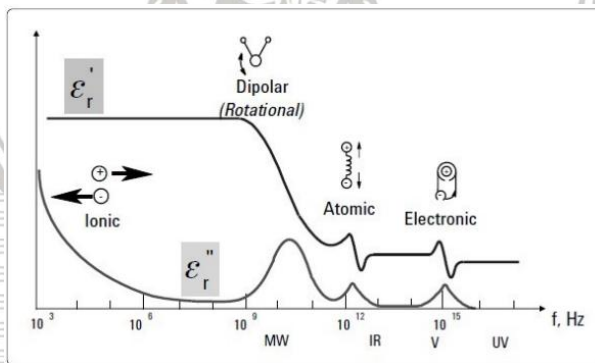
Gambar 4.1 Hasil Uji Nilai Pol dan Brix Nira Tebu

Berdasarkan hasil uji persentase nilai pol dan brix tebu **Gambar 4.1** dapat diketahui bahwa tebu varietas PSJK memiliki nilai pol dan brix yang lebih tinggi. PSJK memiliki masa tebang pada awal tengah produksi sedangkan BL pada masa tengah lambat produksi (Fadhil, 2012). Menurut Riajaya dan Kadarwati (2016) tebu dengan umur tanam 9-10 bulan memiliki nilai pol dan brix lebih tinggi. Hal tersebut dikarenakan tebu yang berumur 9-10 bulan sedang berada pada tingkat kematangan optimal. Hasil uji presentase nilai pol dan brix, tebu varietas PSJK memiliki nilai brix sebesar 22.23 % dan 18.21 % pol sedangkan varietas BL memiliki nilai brix sebesar 15.12 % dan 12.41 % pol. Hal ini dapat terjadi karena tebu varietas PSJK memiliki tingkat produktivitas tinggi yaitu sebesar 1400 ± 150 Kwintal/Ha dengan kisaran % brix sebesar 25 ± 18 , sedangkan

varietas BL memiliki produktivitas sebesar 943 Kwintal/Ha dengan kisaran % brix 20 ± 14 (Oktavia, 2015). Oleh sebab itu hasil uji nilai pol dan brix varietas PSJK memiliki nilai yang lebih tinggi.

4.2 Penentuan Rentang Frekuensi Pengukuran Sifat Biolistrik Tebu

Setiap bahan memiliki sifat biolistrik yang khas, dimana nilai biolistriksnya dapat dipengaruhi oleh kondisi internal dan eksternal bahan (Hidayat, 2013). Salah satu kondisi eksternal yang dapat mempengaruhi nilai biolistrik bahan adalah frekuensi pengukuran. Menurut Martinsen dan Sverie (2008) ketika bahan dialiri listrik sebesar 1-1000 Hz terdapat pergerakan ion dan saat bahan dialiri listrik dengan frekuensi 1000-100.000.000 Hz terjadi pergerakan intra seluler organ membran serta molekul protein bahan. Ketika bahan diliri listrik pada frekuensi 100.000.000-100.000.000.00 Hz terjadi pergerakan polaritas. Setiap bahan memiliki batasan arus listrik tertentu menurut Samallman dan Bishop (2000), perubahan kondisi internal bahan saat dialiri arus listrik dapat dilihat pada **Gambar 4.2**.



Gambar 4.2 Respon Bahan Dielektrik Terhadap Frekuensi (Samallman dan Bishop, 2000)

Samallman dan Bishop (2000) menyatakan bahan akan mengalami pergerakan ion ketika dialiri listrik dari 1000-10.000.000 Hz. Oleh sebab itu, pada penelitian ini dilakukan

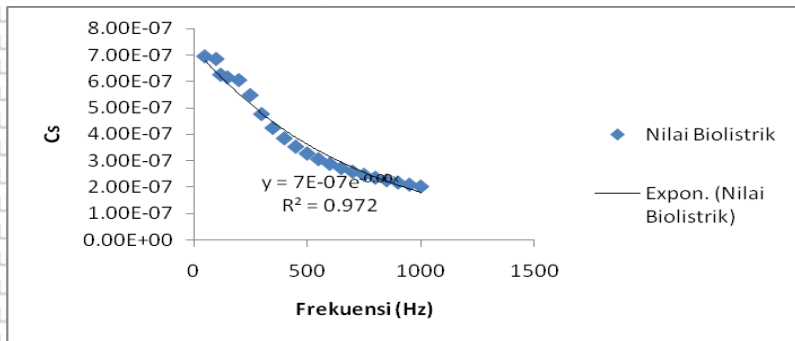
pembagian rentang pengukuran sifat biolistrik untuk mengetahui nilai biolistrik akibat adanya pergerakan ion bahan. Pembagian rentang frekuensi antara lain yaitu rendah 50-1000 Hz, tengah 1100-10.000 Hz dan tinggi 10.000-200.000 Hz. Selain itu, pembagian tersebut berfungsi untuk mengetahui rentang frekuensi yang lebih optimal dalam menduga nilai pol dan brix menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST).

4.3 Analisa Hubungan Frekuensi Terhadap Sifat Biolistrik

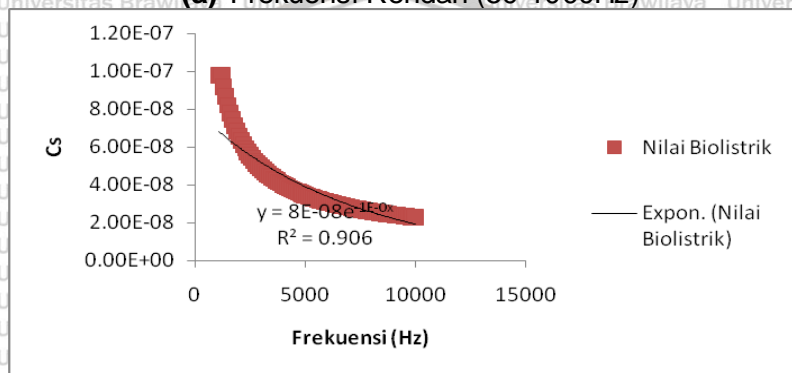
Besarnya frekuensi pengukuran sifat biolistrik sangat berpengaruh terhadap nilai biolistrik yang didapat. Hal tersebut terjadi akibat adanya polarisasi molekul bahan ketika terjadi aliran listrik eksternal (Nelson, 2012). Selain frekuensi pengukuran, penentuan karakteristik sifat biolistrik juga berperan penting. Dalam penelitian ini, sifat biolistrik yang diukur meliputi kapasitansi (C), resistensi (R), impedansi (Z) dan konduktansi (G).

4.3.1 Kapasitansi

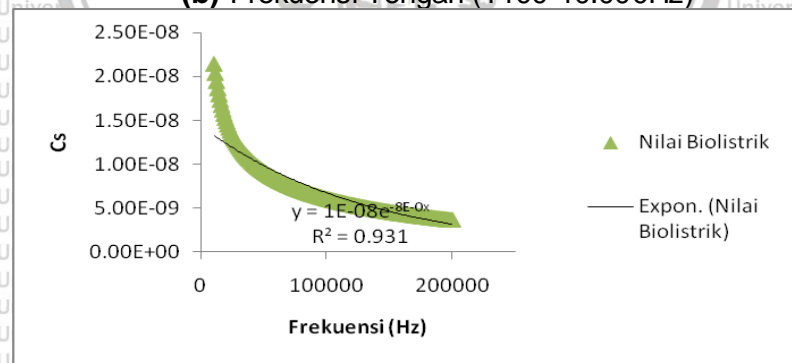
Kapasitansi menunjukkan besarnya kemampuan bahan dalam menyimpan muatan listrik. Besarnya frekuensi mempengaruhi nilai sifat biolistrik yang diperoleh (**Gambar 4.3**). Frekuensi pengukuran sifat biolistrik berbanding terbalik dengan besarnya nilai kapasitansi. Semakin tinggi frekuensi pengukuran, semakin rendah nilai kapasitansi yang diperoleh. Seiring meningkatnya frekuensi menyebabkan terjadinya pergeseran muatan positif dan negatif di sekitar permukaan plat yang semakin cepat (Juansah, 2013).



(a) Frekuensi Rendah (50-1000Hz)



(b) Frekuensi Tengah (1100-10.000Hz)



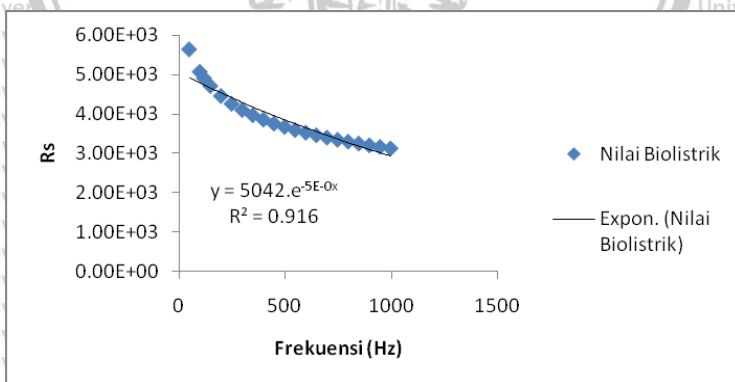
(c) Frekuensi Tinggi (11.000-200.000Hz)

Gambar 4.3 Hubungan Frekuensi Terhadap Kapasitansi pada Rentang Frekuensi Pengukuran (a) Rendah, (b) Tengah, dan (c) Tinggi.

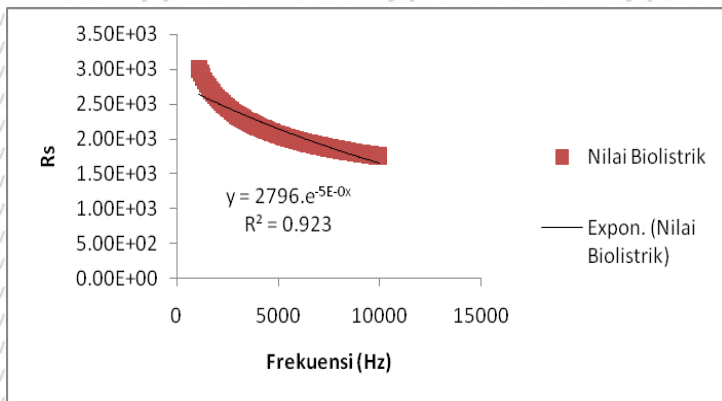
Ketika terdapat aliran listrik dalam bahan maka terjadi pergerakan muatan ion (positif dan negatif) bahan dielektrik ke arah elektroda positif dan negatif, dimana kejadian ini disebut dengan polarisasi. Fenomena terjadi polarisasi membuat medan listrik diantara dua keping kapasitor menjadi lemah. Menurut Nuwairi (2009), apabila frekuensi meningkat maka total polarisasi menurun sehingga menyebabkan besarnya kapasitansi juga menurun. Penurunan nilai kapasitansi terlihat sangat signifikan pada frekuensi rendah, tetapi pada frekuensi tinggi terdapat penurunan yang cenderung stabil. Perubahan grafik penurunan menjadi stasioner terjadi pada frekuensi tengah sampai tinggi. Berdasarkan hal tersebut, dapat diartikan bahwa tebu hanya mampu menyimpan daya listrik pada frekuensi kurang dari 10.000 Hz.

4.3.2 Resistansi

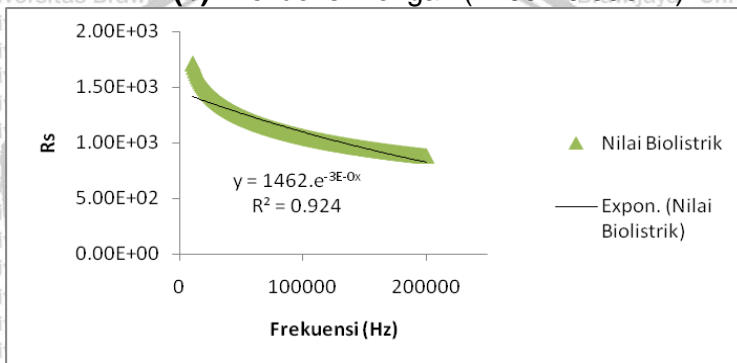
Nilai resistansi (R) menunjukkan kemampuan bahan dalam menghambat aliran listrik (Young and Freedman, 2011). Besarnya resistansi dipengaruhi oleh frekuensi pengukuran. Hubungan frekuensi pengukuran terhadap besarnya nilai resistansi dapat dilihat pada **Gambar 4.4**.



(a) Frekuensi Rendah (50-1000Hz)



(b) Frekuensi Tengah (1100-10.000Hz)



(c) Frekuensi Tinggi (11.000-200.000Hz)

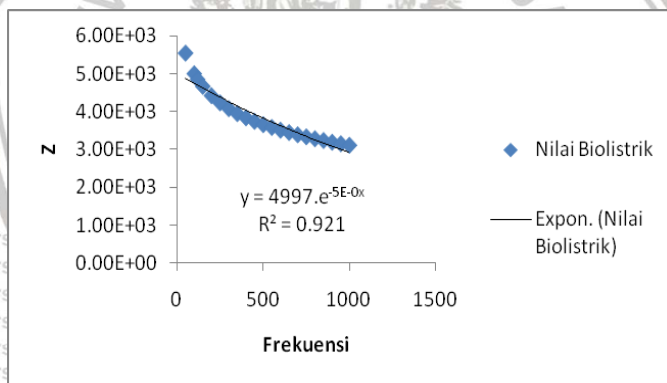
Gambar 4.4 Hubungan Frekuensi Terhadap Resistansi pada Rentang Frekuensi Pengukuran (a) Rendah, (b) Tengah, dan (c) Tinggi

Gambar 4.4 menunjukkan nilai resistansi berbanding terbalik dengan frekuensi. Nilai resistansi cenderung lebih tinggi pada frekuensi rendah, hal ini menunjukkan bahwa tebu memiliki sifat resistif yang besar pada frekuensi rendah sehingga bersifat kurang menghantar. Ketika frekuensi pengukuran meningkat terjadi perubahan polarisasi bahan. Semakin tinggi frekuensi pengukuran, maka terjadi polarisasi yang semakin cepat. Meningkatnya frekuensi pengukuran menyebabkan resistor bahan tidak mampu menahan aliran

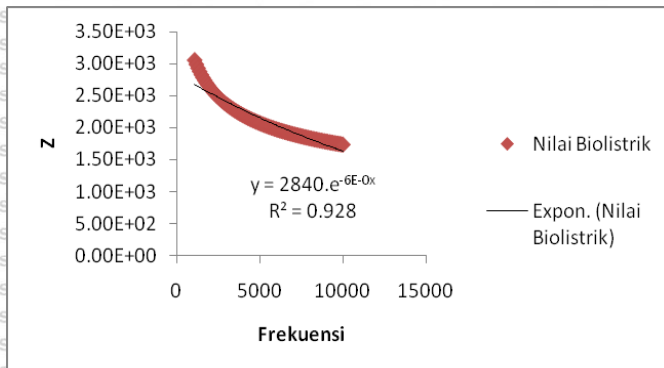
listrik dan terjadinya penurunan nilai resistansi. Selain kondisi eksternal (frekuensi) tersebut, serat tebu yang bertindak sebagai resistor bahan dapat mempengaruhi besarnya nilai resistansi (Juansah, 2013). Komponen penyusun bahan dapat mempengaruhi kecepatan laju elektron ketika terdapat aliran listrik dalam bahan. Dimungkinkan kombinasi faktor eksternal dan internal bahan dapat mempengaruhi nilai resistansi yang diperoleh.

4.3.3 Impedansi

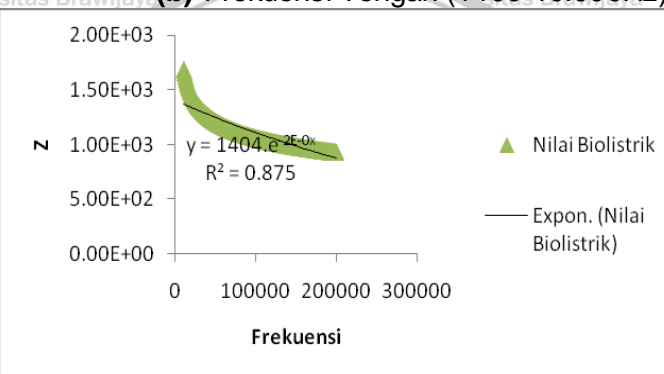
Nilai impedansi menunjukkan besarnya beda potensial antara dua permukaan (kapasitor). Terdapat persamaan sifat nilai biolistrik antara resistansi, kapasitansi dan impedansi akibat adanya peningkatan frekuensi pengukuran. Hubungan frekuensi pengukuran terhadap nilai impedansi dapat dilihat pada **Gambar 4.5**.



(a) Frekuensi Rendah (50-1000Hz)



(b) Frekuensi Tengah (1100-10.000Hz)



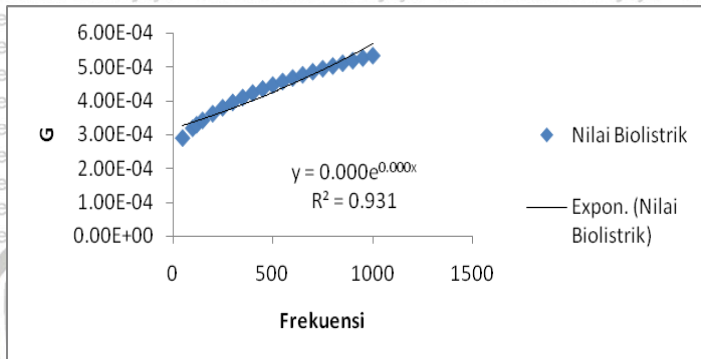
(c) Frekuensi Tinggi (11.000-200.000Hz)

Gambar 4.5 Hubungan Frekuensi Terhadap Impedansi pada Rentang Frekuensi Pengukuran (a) Rendah, (b) Tengah, dan (c) Tinggi

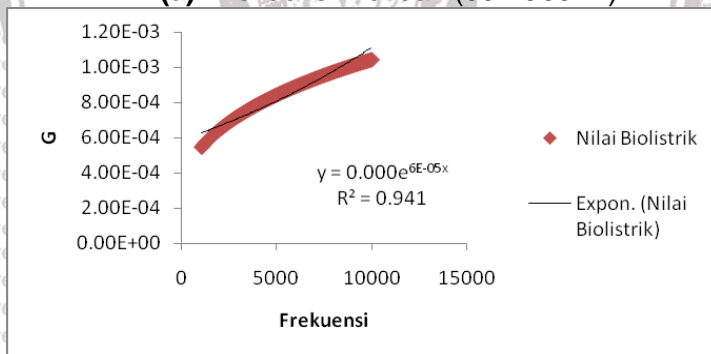
Besarnya impedansi pada **Gambar 4.5** berbanding terbalik dengan frekuensi. Semakin meningkat frekuensi pengukuran diperoleh nilai biolistrik yang semakin rendah. Berdasarkan **Gambar 4.5** terjadi penurunan nilai impedansi yang signifikan pada frekuensi rendah. Menurut Giancoli (2001), impedansi sangat dipengaruhi oleh besarnya frekuensi. Berdasarkan rumus perhitungan impedansi saat frekuensi rendah menyebabkan nilai induktansi dan resistansi meningkat, sehingga nilai impedansi tinggi. Oleh sebab itu, impedansi memiliki nilai yang lebih tinggi pada frekuensi rendah.

4.3.4 Konduktansi

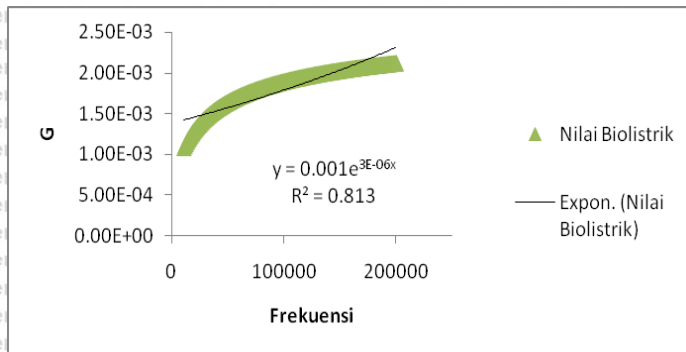
Konduktansi merupakan kemampuan bahan dalam menghantarkan listrik. Menurut Giancoli (2001), nilai konduktansi berbanding terbalik dengan nilai resistansi, dimana resistansi memiliki sifat berbanding terbalik terhadap besarnya frekuensi. Hasil pengukuran nilai konduktansi dapat dilihat pada Gambar 4.6.



(a) Frekuensi Rendah (50-1000Hz)



(b) Frekuensi Tengah (1100-10.000Hz)



(c) Frekuensi Tinggi (11.000-200.000Hz)
Gambar 4.6 Hubungan Frekuensi Terhadap Konduktansi pada Rentang Frekuensi Pengukuran (a) Rendah, (b) Tengah, dan (c) Tinggi

Pengaruh peningkatan frekuensi terhadap nilai konduktansi berbanding lurus. **Gambar 4.6** menunjukkan semakin besar nilai frekuensi semakin meningkat pula nilai konduktansinya. Hal tersebut terjadi karena saat frekuensi meningkat pergerakan elektron meningkat, oleh sebab itu kecepatan bahan menghantarkan listrik juga meningkat. Nilai konduktansi yang tinggi dapat menunjukkan bahwa bahan mampu menghantarkan aliran listrik dengan baik.

4.4 Pemodelan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) dalam Pendugaan Pol dan Brix Tebu

Pemodelan JST dimulai dengan menentukan data *input* dan *output* model. Pada penelitian ini sifat biolistrik tebu digunakan sebagai *input data* sedangkan *output data* menggunakan presentase nilai pol dan brix tebu. Data sifat biolistrik yang digunakan berupa kapasitansi (C), resistansi (R), impedansi (Z) dan konduktansi (G). Data yang digunakan dalam pemodelan arsitektur JST dibagi menjadi *dataset training* dan *dataset testing*. *Dataset training* digunakan untuk menentukan target pada model terbaik sedangkan *dataset testing* untuk mengkonfirmasi tingkat akurasi model terbaik. Menurut Siang (2005), pembagian proporsi *dataset* penelitian dilakukan untuk

mempercepat terjadinya konvergensi. Penentuan proporsi terbaik didasarkan pada pendekatan nilai regresi. Oleh sebab itu pembagian data *testing* dan *training* penting dilakukan untuk memperoleh model terbaik. Akan tetapi sampai saat ini belum ada aturan matematis mengenai pembagian proporsi data *testing* dan *training*, oleh sebab itu perlu dilakukan *trial error* (Basheer dan Hajmeer, 2000).

Tabel 4.1 Proporsi *Dataset Testing Training*

Data Training (%)	Data Testing (%)	R ²
60	40	0.7547
70	30	0.99

Tabel 4.1 menunjukkan pembagian proporsi *dataset training* 70% dan *testing* 30% diperoleh nilai koefisien korelasi sebesar 0.99. Menurut Badieah dkk (2016) nilai koefisien korelasi dapat mencerminkan tingkat signifikansi penyesuaian *output* dengan target. Berdasarkan **Tabel 4.1** dapat dilihat bahwa pembagian proporsi *dataset* dapat mempengaruhi nilai regresi yang diperoleh. Hal tersebut dapat terjadi karena data yang digunakan untuk dicocokkan dengan pola sebelumnya tidak terlalu bervariasi. Membagi data yang dapat merepresentasikan setiap bagian data merupakan salah satu hal utama dalam proses pembagian *dataset*. Oleh karena itu pembagian data pada penelitian ini dilakukan secara acak namun mewakili seluruh bagian data.

4.5 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Secara teori, pada metode JST tidak terdapat aturan baku dalam menentukan arsitektur JST yang optimal untuk diterapkan pada sistem (Kardan *et al.*, 2013). Akan tetapi pemilihan arsitektur JST terbaik dapat dilihat dari nilai *Mean Square Error* (MSE) dan regresi *testing* terbaik (Siang, 2005). Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi nilai MSE yaitu, *variable input*, jumlah *hidden layer*, jumlah *node* masing-masing *hidden layer*,

fungsi aktivasi, fungsi pembelajaran, *momentum*, *learning rate*, *goal MSE* dan jumlah iterasi (*epoch*).

Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *logsig* dan *purelin*. *Logsig* merupakan sigmoid biner yang digunakan untuk mengaktifkan *neuron* pada *hidden layer*, sedangkan *purelin* merupakan fungsi linear yang tersembunyi untuk mengirim informasi melalui bobot-bobot ke *neuron* pada lapisan *output*. Fungsi pelatihan yang digunakan adalah *trainlm*. Menurut Sharma (2015), *trainlm* merupakan algoritma terbaik untuk kecepatan yang tercepat karena mampu meningkatkan kinerja pada sistem. *Learning rate* mempengaruhi konvergensi proses *testing*, nilai *learning rate* yang cukup kecil menjamin penurunan gradien dengan baik. Nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0.1. Nilai *momentum* yang digunakan adalah 0.9, *momentum* berfungsi untuk mempercepat konvergensi. Jumlah iterasi (*epoch*) maksimal yang digunakan, dan *goal MSE* adalah 5000 iterasi dan 0.01.

Disisi lain, penentuan topologi terbaik jaringan diperoleh melalui *trial error*. *Trial error* topologi jaringan dilakukan pada *hidden layer* [1, 2] dengan kombinasi *node* [5, 10, 15, 20, 25] dapat dilihat pada **Lampiran 1**. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan rentang frekuensi pengukuran sifat biolistrik tebu yang dapat menduga nilai pol dan brix dengan optimal. Frekuensi pengukuran dikelompokkan dalam tiga rentang yaitu rendah 50-1000 Hz, tengah 1100-10.000 Hz dan tinggi 11.000-200.000 Hz. Oleh sebab itu pemilihan arsitektur JST berdasarkan perbandingan MSE *testing* terendah dan regresi *testing* tertinggi dari ketiga rentang pengukuran (rendah, tengah, tinggi). Hasil terbaik *trial error* topologi JST masing-masing rentang dapat dilihat pada **Tabel 4.2**.

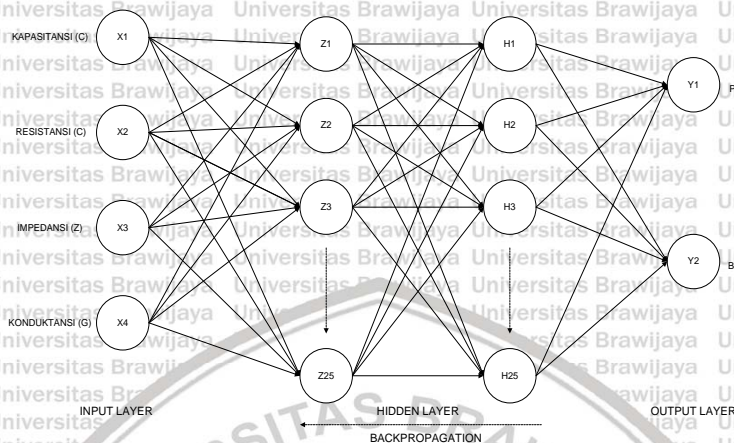
Tabel 4.2 Analisis Sensistivitas JST

Rentan g	Topologi	MSE Training	MSE Testin g	R ² Trainin g	R ² Testing
Rendah	4-15-20-2	0.34	0.07	0.895	0.78
	4-20-20-2	0.35	0.0361	0.909	0.79

	4-20-25-2	0.304	0.046	0.932	0.805
Tengah	4-15-20-2	0.01	0.014	0.985	0.99
	4-20-25-2	0.011	0.017	0.982	0.987
	4-25-25-2	0.009	0.013	0.985	0.99
Tinggi	4-15-25-2	0.059	0.059	0.904	0.955
	4-25-15-2	0.063	0.06	0.9	0.954
	4-25-25-2	0.0379	0.0374	0.94	0.972

Berdasarkan **Tabel 4.2** didapati model terbaik frekuensi rendah pada topologi 4-20-25-2 dengan nilai MSE *testing* sebesar 0,046 dan R^2 *testing* sebesar 0,805, dan frekuensi tengah pada topologi 4-25-25-2 dengan nilai MSE *testing* sebesar 0.013 dan R^2 *testing* sebesar 0.99, sedangkan untuk rentang frekuensi tinggi diperoleh model jaringan terbaik pada topologi 4-25-25-2 dengan nilai MSE *testing* 0,037 dan R^2 *testing* 0,97. Model jaringan terbaik dapat dilihat dari nilai MSE *testing yang rendah* dan R^2 *testing* tinggi. Kardan *et al.*, (2013) menyatakan bahwa arsitektur jaringan yang memiliki nilai MSE *testing* terendah merupakan arsitektur jaringan yang optimal. **Tabel 4.2** menunjukkan bahwa dengan topologi terbaik pada rentang frekuensi rendah dan tinggi, saat di uji coba pada rentang frekuensi tengah diperoleh nilai MSE *testing* yang lebih rendah. Hal tersebut terjadi karena arsitektur jaringan rentang frekuensi rendah dan tinggi tidak dapat berkerja secara maksimal.

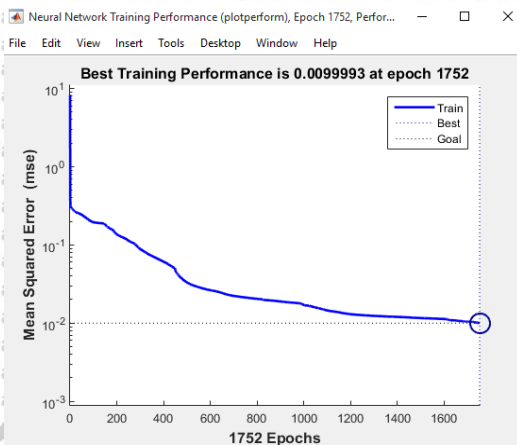
Pada dasarnya untuk memperoleh jaringan terbaik dalam JST harus dilakukan *trial error* karena belum adanya teori dasar penggunaan arsitektur jaringan terbaik yang dapat digunakan pada semua kasus. *Trial error* jaringan pada penelitian ini diperoleh model jaringan terbaik pada rentang pengukuran tengah (1100-10.000 Hz) dengan arsitektur jaringan 4-25-25-2 (4 *neuron input*, 25 *neuron hidden layer 1*, 25 *neuron hidden layer 2*, 2 *neuron output*). Pola arsitektur JST terbaik dapat dilihat pada **Gambar 4.9**.



Gambar 4.9 Arsitektur JST Algoritma *Backpropagation* Terpilih

Terdapat 3 lapisan dalam arsitektur jaringan JST yaitu, *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Setiap *neuron* di tiap lapisan dihubungkan ke *neuron* pada lapisan di atasnya menggunakan bobot. Setelah proses pelatihan selesai, akan dihasilkan bobot dan bias akhir jaringan saraf tiruan. Bobot dan bias ini yang digunakan untuk membuat persamaan model. Dalam pembahasan ini tidak dihitung modifikasi bobot karena bobot yang digunakan adalah bobot dan bias akhir hasil *output* dari perhitungan jaringan saraf tiruan menggunakan Matlab. Menurut Zulkifli (2014) selama proses pelatihan, bobot akan terus diperbarui hingga MSE jaringan lebih kecil daripada target.

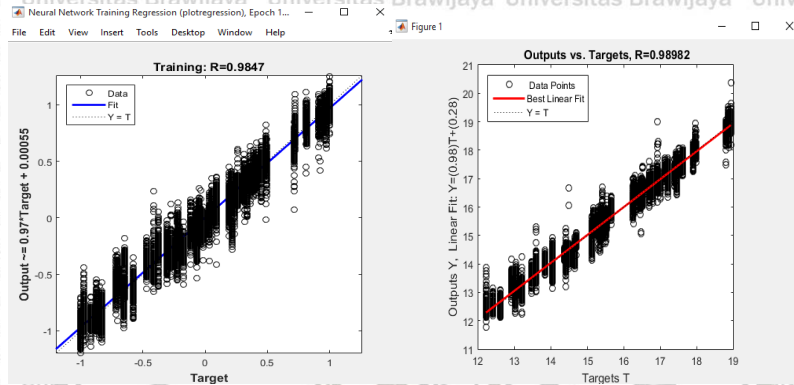
Nilai MSE dan R^2 *testing* yang diperoleh pada rentang frekuensi tengah yaitu 0,013 dan 0,099. Nilai MSE terendah dan R^2 *tetsing* tertinggi menunjukkan bahwa topologi jaringan tersebut merupakan topologi terbaik.



Gambar 4.7 Hubungan Jumlah Iterasi dengan Mean Square Error (MSE)

Gambar 4.7 menunjukkan jaringan memiliki nilai MSE yang tinggi di awal kemudian menurun seiring bertambahnya iterasi (*epoch*). Hal tersebut dikarenakan semakin banyak jumlah iterasi (*epoch*), kemampuan jaringan untuk mengenali pola akan meningkat yang ditandai dengan menurunnya nilai MSE. Selain itu **Gambar 4.7** di atas menunjukkan jaringan telah mencapai target minimum MSE pada iterasi (*epoch*) ke 1752, sehingga proses iterasi (*epoch*) berhenti pada titik tersebut. Iterasi akan berhenti ketika proses pelatihan telah mencapai target kesalahan minimum. Hal ini merupakan salah satu kelebihan JST dimana jaringan dapat menghubungkan *input* dan *output* pembelajaran dari contoh melalui iterasi tanpa harus mengetahui hubungan antara *input* dan *output* terlebih dahulu (Torrecilla, 2007). Target minimum ditetapkan sebesar 0,01 untuk menghindari *overfitting* model. Disisi lain kompleksitas data set yang digunakan mempengaruhi konvergensi menjadi lambat. Salah satu hal yang mempengaruhi konvergensi yaitu penentuan *momentum* dan *learning rate*. Semakin kecil *learning rate* maka perubahan bobot akan kecil dan pergerakan kurva MSE semakin halus sehingga diperoleh tingkat *error* yang kecil. Sebaliknya apabila *learning rate* semakin besar maka

perubahan bobot akan besar dan menyebabkan terjadinya ketidak stabilan MSE. Menurut Siang (2005), penggunaan *momentum* yang sesuai untuk mengimbangi *learning rate* diperlukan karena *momentum* berfungsi untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat adanya perbedaan data dengan yang lain (*outlier*).



(a) Data Training

(b) Data Testing

Gambar 4.8 Plot Regresi Hasil Simulasi

Gambar 4.8 merupakan hasil koefisien korelasi antara keluaran JST dan target pada tahap *training* (a) dan *testing* (b). Sebaran data yang mengumpul pada garis linear fit menunjukkan nilai *error* nya semakin kecil. Menurut Suyono (2015) koefisien korelasi merupakan ukuran ketergantungan linier antara x dan y. Nilai koefisien korelasi yang diperoleh sebesar 0.984 dan 0.989 menunjukkan bahwa hubungan variabel independen dan dependen sangat kuat karena mendekati 1. Lengkey *et al.* (2013) menyatakan nilai koefisien korelasi ≥ 80 -90% maka dapat dikatakan bahwa analisis tersebut baik karena memiliki korelasi yang sangat kuat.

4.6 Analisa Perbandingan Perakuan *Preprocessing Data*

Selain menentukan rentang frekuensi pengukuran dalam pendugaan pol dan brix tebu penelitian ini juga membandingkan *preprocessing data* JST. *Preprocessing data* yang sering

digunakan dalam JST yaitu normalisasi. Normalisasi merupakan salah satu *preprocessing data* yang bertujuan untuk menyeragamkan interval data. Terdapat beberapa jenis normalisasi dalam JST, diantaranya yaitu metode normalisasi minimum maximum (Minmax) dan standar deviasi (Std). Pada penelitian ini kedua metode normalisasi tersebut dibandingkan dengan tujuan mendapat perlakuan terbaik dalam pendugaan nilai pol dan brix tebu. Koding *preprocessing data* yang digunakan adalah sebagai berikut :

MinimumMaksimum:

$$\%[pn, minp, maxp, tn, mint, maxt] = \text{premnmx}(p, t);$$

Standar Deviasi:

$$\%[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = \text{prestd}(p, t);$$

Tabel 4.3 Analisa *Preprocessing Data*

Rentang	<i>Preprocessing</i>	MSE <i>Testing</i>	R ² <i>Testing</i>
Rendah	Minmax	0.303	0.805
Rendah	Std	2.19	0.852
Tengah	Minmax	0.013	0.99
Tengah	Std	27.68	0.19
Tinggi	Minmax	0.061	0.95
Tinggi	Std	20.33	0.678

Metode minmax melakukan penyeragaman data *input* dan target kedalam interval [-1 1] (Arwani, 2016). Sedangkan metode Std menyeragamkan *input* dan target menjadi *mean* = 0 dan standar deviasi = 1 (Malini, 2014). Menurut Siang (2009) *input* dan *output* perlu dilakukan transformasi dengan tujuan mendapatkan pola yang memiliki range sesuai fungsi

aktifasinya. **Tabel 4.3** menunjukkan bahwa teknik normalisasi menggunakan metode minmax diperoleh nilai MSE dan R^2 Validasi yang lebih tinggi yaitu sebesar 0.013 dan 0.99. Hal tersebut dapat terjadi karena transformasi data pada metode minmax sesuai dengan nilai fungsi aktivasi dalam proses pelatihan selanjutnya sehingga mempermudah jaringan untuk mengenali pola.

4.7 Analisa Pendugaan Rendemen Sementara

Rendemen Sementara merupakan presentase yang menunjukkan banyaknya jumlah gula berdasar jumlah bahan baku yang digunakan. Terdapat perbedaan perhitungan rendemen sementara satu pabrik gula dengan yang lain. Perbedaan perhitungan disebabkan karena adanya perbedaan faktor perah dan faktor efisiensi pabrik. Akan tetapi dasar perhitungan rendemen sementara yang telah ditetapkan oleh Lembaga Riset Perkebunan Indonesia (2008) adalah sebagai berikut :

$$RS = FR \times \%Pol - (0.4 (\%Brix - \%Pol)) \dots \dots \dots 4.1$$

Keterangan:

RS : Rendemen Sementara

FR : Faktor Rendemen 0.74

Analisa pendugaan rendemen sementara dilakukan untuk mengetahui seberapa jauh perbedaan nilai aktual dan nilai prediksi rendemen sementara. Menurut Saleh dkk (2013), ketika diperoleh nilai MSE *testing* JST rendah akan menghasilkan *output* prediksi yang tidak jauh berbeda dengan nilai aktualnya. Sebagai contoh perbandingan nilai prediksi dengan target diambil salah satu nilai prediksi brix dan pol. Perbandingan rendemen prediksi dan rendemen aktual dapat dilihat pada **Tabel 4.4**.

Tabel 4.4 Selisih Prediksi Rendemen Sementara (RS)

% Brix	Prediksi % Brix	% Pol	Prediksi % pol	% RS	Prediksi RS	Selisih Prediksi
18.93	18.98	16.91	17.23	11.71	12.05	0.35
17.97	18.22	15.53	15.75	10.52	10.66	0.15
17.89	18.01	15.48	15.3	10.49	10.24	-0.25

Tabel 4.4 menunjukkan besarnya rendemen sementara aktual dan prediksi yang tidak jauh berbeda. Menurut Badieah dkk (2016) selain melihat nilai MSE *testing*, untuk mengetahui bahwa jaringan terpilih merupakan topologi JST terbaik dapat dibuktikan dengan melihat selisih output prediksi. Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui selisih rendemen sementara aktual dan prediksi sebesar 0,35, 0,15, dan -0,25. Melalui hasil selisih prediksi yang diperoleh dapat dipastikan nilai prediksi JST memiliki presisi dengan data sesungguhnya.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan didapat kesimpulan sebagai berikut:

1. Pembagian rentang frekuensi pengukuran bertujuan untuk melihat pergerakan ion bahan akibat aliran listrik berdasarkan nilai sifat biolistrik yang diperoleh. Sifat biolistrik resistansi, kapasitansi, dan impedansi berbanding terbalik dengan frekuensi, sedangkan konduktansi berbanding lurus terhadap frekuensi.
2. Hasil *trial error* pembagian data *testing training* terbaik berdasarkan nilai R^2 *testing* adalah 70%-30%. Penggunaan arsitektur jaringan yaitu fungsi aktivasi *logsig purelin*, fungsi pembelajaran *trianlm*, *learning rate* 0.1, *momentum* 0.9 dan iterasi 5000 dilakukan *trial error* topologi pada *hidden layer* [1, 2] dengan kombinasi *node* [5, 10, 15, 20, 25]. Berdasarkan *trial error* diperoleh hasil topologi terbaik yaitu 4-25-25-2 (4 *neuron input*, 25 *neuron hidden layer 1*, 25 *neuron hidden layer 2*, 2 *neuron output*) pada rentang frekuensi tengah (1100-10.000 Hz). Nilai MSE *testing* pada topologi terbaik sebesar 0,013 dan R^2 *testing* sebesar 0,99.
3. Hasil pendugaan pol dan brix tebu digunakan sebagai dasar perhitungan rendemen sementara prediksi untuk mengetahui besarnya selisih prediksi rendemen aktual dan prediksi. Perlakuan *preprocessing data* berpengaruh terhadap nilai prediksi yang diperoleh. *Preprocessing* terbaik pada penelitian ini yaitu normalisasi metode minimum maksimum.

5.2 Saran

Diharapkan terdapat alat cepat ukur pendugaan nilai pol dan brix tebu menggunakan sifat biolistrik. Direkomendasikan untuk membuat alat cepat ukur dengan membandingkan pengukuran metode dielektrik dan metode spektroskopi inframerah untuk mengunci satu frekuensi pengukuran.

